排灌机械工程学报
Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering
2018 年 8 月 Aug. 2018 | 第 36 卷 第 8 期 Vol. 36 No. 8
doi:10.3969/j.issn.1674-8530.18.1153

基于 ELM 的西北旱区参考作物蒸散量预报模型


张皓杰

张皓杰[1]，崔宁博[1,2*]，徐颖[1]，钟丹[1]，胡笑涛[3]，龚道枝[4]
（1. 四川大学水力学与山区河流开发保护国家重点实验室，四川 成都 610065；2. 南方丘区节水农业研究四川省重点实验室，四川 成都 610066；3. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室，陕西 杨凌 712100；4. 中国农业科学院农业环境与可持续发展研究所作物高效用水与抗灾减损国家工程实验室，北京 100081）

摘要：为实现气象资料缺失情况下 ET_0 的精确预报，选取中国西北旱区 4 个代表性站点的气象资料，建立 15 种基于极限学习机（ELM）的 ET_0 预报模型，并通过与其他 ET_0 计算模型对比和可移植性分析探究 ELM 在西北旱区的适用性. 结果表明：基于温度和风速的 ELM_7 预报精度较高（整体评价指标 *GPI* 排名第 4）；基于温度和辐射的 ELM_5 预报精度（*GPI* 排名第 6）明显高于 Iramk 模型和 Jensen-Haise 模型；仅基于温度的 ELM_9 预报精度（*GPI* 排名第 8）高于 Hargreaves-Samani 模型. 通过模型可移植性分析发现，ELM_7 在西北旱区内各训练站点和预测站点组合下预报精度良好. 因此，可将 ELM_5（输入温度和辐射）、ELM_7（输入温度和风速）和 ELM_9（输入温度）作为西北旱区较少气象参数输入情况下精确预报 ET_0 的推荐模型.

关键词：中国西北旱区；参考作物蒸散量；预报模型；极限学习机；可移植性
中图分类号：S161.4　**文献标志码**：A　**文章编号**：1674-8530(2018)08-0779-06

张皓杰，崔宁博，徐颖，等. 基于 ELM 的西北旱区参考作物蒸散量预报模型[J]. 排灌机械工程学报，2018，36(8)：779-784.
ZHANG Haojie，CUI Ningbo，XU Ying，et al. Prediction for reference crop evapotranspiration in arid northwest China based on ELM[J]. Journal of drainage and irrigation machinery engineering(JDIME)，2018，36(8)：779-784.(in Chinese)

Prediction for reference crop evapotranspiration in arid northwest China based on ELM

ZHANG Haojie[1]，*CUI Ningbo*[1,2*]，*XU Ying*[1]，*ZHONG Dan*[1]，*HU Xiaotao*[3]，*GONG Daozhi*[4]
(1. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering，Sichuan University，Chengdu，Sichuan 610065，China；2. Provincial Key Laboratory of Water-saving Agriculture in Hill Area of Southern China，Chengdu，Sichuan 610066，China；3. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas of Ministry of Education，Northwest A&F University，Yangling，Shaanxi 712100，China；4. State Engineering Laboratory for Efficient Water Use and Disaster Loss Reduction of Crops，Institute of Environment and Sustainable Development in Agriculture，Chinese Academy of Agriculture Sciences，Beijing 100081，China)

Abstract：To predict ET_0 accurately with limited meteorological data，four representative meteorological sites were selected in arid area of northwest China to construct extreme learning machine(ELM). This model was used to predict ET_0 and compared with other three models. The results show that when only based on the temperature and the wind speed data，the simulation accuracy of ELM_7 is high(*GPI*

收稿日期：2018-05-07；**修回日期**：2018-05-31；**网络出版时间**：2018-06-13
网络出版地址：http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1814.TH.20180613.1519.044.html
基金项目："十三五"国家重点研发计划项目(2016YFC0400206)；国家自然科学基金资助项目(51779161)；"十二五"国家科技支撑计划项目(2015BAD24B01)；中国高校基本科研业务费专项基金资助项目(2016CDDY-S04-SCU，2017XDLZ-N22)
第一作者简介：张皓杰(1997—)，男，河南周口人(joyce_joe1@163.com)，主要从事节水灌溉理论与技术研究.
通信作者简介：崔宁博(1981—)，男，陕西凤翔人，副教授，博士(407027245@qq.com)，主要从事节水灌溉理论与技术研究.

ranks the 4th). When only based on the temperature and the radiation data, the simulation accuracy of ELM_5 model (*GPI* ranks the 6th) is greater than that of Iramk model and Jensen – Haise model. When only based on the temperature data, the simulation accuracy of ELM_9 model (*GPI* ranks the 8th) is greater than that of Hargreaves – Samani model. The results of ELM model portability show that ELM_7 model in arid area of northwest China has high simulation accuracy based on different sites' data. Thus, ELM_5, ELM_7 and ELM_9 models can be used as a recommended model for the prediction of ET_0 based on limited meteorological data in the arid area of northwest China.

Key words: arid area of northwest China; reference crop evapotranspiration; predicting model; extreme learning machine; portability

参考作物蒸散量(ET_0)是作物需水量计算、区域水分平衡分析、水资源管理的基本参数,同时也是实现智慧灌溉及灌区高效用水的重要基础,精准预报 ET_0 对灌溉农业发展及水资源节约等具有重大意义. ET_0 确定方法可分为实际测定法、模型估算法等. 实际测定法由于工作烦琐且具有很大的地域局限性而难以广泛使用[1]. 模型估算法基于各种与 ET_0 有关的气象参数建立数学公式对 ET_0 进行估算,工作量较小,适用性广,目前已发展出50余种 ET_0 计算模型. 1998年联合国粮食及农业组织(FAO)将FAO – 56 Penman – Monteith(P – M)模型作为标准 ET_0 计算模型[2]. P – M模型较为全面地考虑了 ET_0 的影响因子,需要多个气象参数作为输入项,具有普适性. 但全球许多灌溉耕地分布区因没有建立标准气象站而无法使用P – M模型计算 ET_0. 因此许多适用于较少气象资料输入的简化模型被提出,如综合法中的48 – PM模型[3]等,温度法中的Hargreaves – Samani模型[4]等,辐射法中的Iramk模型[5]、Priestly – Taylor模型[6]、Jensen – Haise模型[7]等.

随着近年来计算机技术的发展和机器学习算法的不断进步,基于各种机器学习算法预测 ET_0 取得了很大进展. LANDERAS等[8]基于人工神经网络(ANN)模拟 ET_0,但ANN的初始权值和阈值随机性大,学习速率固定且模型收敛速度慢. TABARI等[9]基于自适应模糊推理系统(ANFIS)和支持向量机(SVM)研究 ET_0,发现模型的模拟精度高于Blaney – Criddle, Hargreaves – Samani, Priestley – Taylor等模型. 侯志强等[10]利用最小二乘支持向量机(LSSVM)对河套地区 ET_0 进行模拟,发现LSSVM模型能较好反映气象因子与 ET_0 的复杂非线性关系. FENG等[11]将随机森林(RF)与广义回归神经网络(GRNN)运用于中国西南地区的 ET_0 模拟,发现RF和GRNN均取得了较高的精度,且RF模拟精度稍高于GRNN模型. ABDULLAH等[12]基于极限学习机(ELM)对分别位于伊拉克北部的摩苏尔(Mosul)、中部的巴格达(Baghdad)和南部的巴士拉(Basrah)的 ET_0 进行模拟,结果发现与前馈神经网络模型(FFBP)相比,ELM模型能有效提升运行速度及模拟精度,还具有良好的泛化性能,同时发现各参数对各气象站 ET_0 的有效性有所差别. 冯禹等[13]将ELM运用于川中丘陵区的 ET_0 模拟,在气象资料缺失分析和模型可移植性分析中也取得了良好的模拟效果. 但由于各个地区气候类型有很大差异,ELM模型在西北旱区的适用性有待探究.

文中以P – M模型计算的 ET_0 作为标准值,运用ELM模型对中国西北旱区的 ET_0 进行预报,将模拟结果同其他常用的 ET_0 计算模型进行对比,提出在缺失气象资料的情况下精确预报 ET_0 的ELM预报,并进行模型可移植性分析,为气象资料缺失地区的 ET_0 预报提供新思路.

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

中国西北旱区占地300多万 km^2,约为中国总面积的33.1%,位于欧亚大陆腹地,与海洋距离较远且湿润气流受境内山脉阻挡,大部分地区为温带大陆性气候,区域内年降水量差异较大,且多位于400 mm以下. 文中选取银川、和田、格尔木、铜川等4个代表性气象站点1993—2016年逐日气象资料,包括最高气温(T_{max})、最低气温(T_{min})、日照时数(n)、距地面10 m高处的风速(计算时采用FAO风廓线关系[2]换算为2 m高度风速 u_2)和2 m高度相对湿度(RH). 气象数据均来自国家气象信息中心,数据经过严格控制,质量良好. 文中将1993—2012年逐日气象数据作为训练集,2013—2016年逐日气象数据作为预测集. 各站点分布见图1.

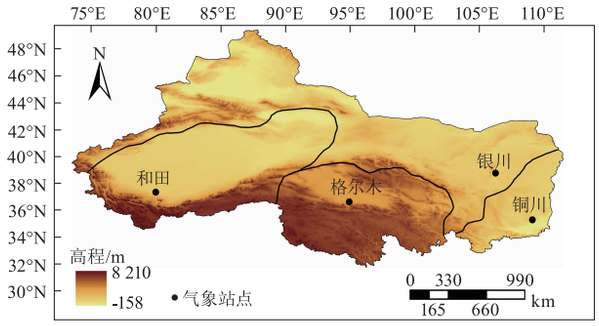


图 1　站点分布示意图

Fig. 1　Distribution of meteorological stations

1.2　参考作物蒸散量计算模型

为检验 ELM 模型在西北旱区的预报精度,文中分别选取温度法中的 Hargreaves – Samani(H – S)模型、辐射法中的 Iramk 模型和 Jensen – Haise(J – H)模型等 3 种在中国西北旱区精度较高的 ET_0 计算模型与 ELM 模型预报结果进行对比. 各模型计算公式见表 1.

ET_0 为参考作物蒸散量,mm/d;R_n 为净辐射,MJ/(m^2 · d);G 为土壤热通量,MJ/(m^2 · d);T_{mean} 为 T_{max} 与 T_{min} 的平均值,℃;e_s 为饱和水气压,kPa;e_a 为实际水气压,kPa;γ 为湿度计常数,kPa/℃;Δ 为饱和水气压 – 温度曲线斜率,kPa/℃;R_a 为大气顶层辐射,MJ/(m^2 · d);R_s 为太阳辐射,MJ/(m^2 · d);λ 为水的气化潜热,取 2.45 MJ/kg.

表 1　参考作物蒸散量模型及计算公式

Tab. 1　Calculation models of reference crop evapotranspiration

模型	计算公式	输入气象参数
Penman – Monteith(P – M)[2]	$ET_0=\dfrac{0.408\Delta(R_n-G)+\gamma\dfrac{900}{T_{mean}+273}u_2(e_s-e_a)}{\Delta+\gamma(1+0.34u_2)}$	T_{max},T_{min},RH,u_2,n
Hargreaves – Samani(H – S)[4]	$ET_0=0.000\,939R_a(T_{mean}+17.8)(T_{max}-T_{min})^{0.5}$	T_{max},T_{min}
Iramk[5]	$ET_0=-0.611+0.149R_s+0.079T_{mean}$	T_{max},T_{min},n
Jensen – Haise(J – H)[7]	$ET_0=\dfrac{(0.025T_{mean}+0.08)R_s}{\lambda}$	T_{max},T_{min},n

1.3　模型构建

极限学习机(ELM)算法拓扑图如图 2 所示.

1)确定隐含层神经元数目,训练前随机产生连接权值 ω 和阈值.

2)选择隐含层神经元的激活函数,文中选择“sig”,计算出隐含层输出矩阵.

3)计算得到输出层权值 β.

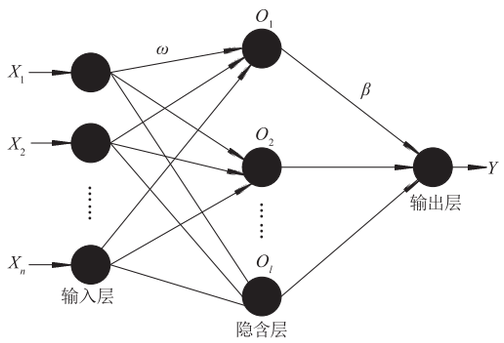


图 2　ELM 算法拓扑图

Fig. 2　Topological structure of extreme learning machine

1.4　模型误差评价方法

选取 5 个参数对 ELM 模型预报 ET_0 的精度进行评价

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(Y_i-X_i)^2},\qquad(1)$$

式中:$RMSE$ 为均方根误差;m 为样本数量;X_i 为 P – M模型计算得到的第 i 日标准值;Y_i 为其他模型的第 i 日预报值.

$$R^2=\frac{\left[\sum_{i=1}^{m}(X_i-\bar{X})(Y_i-\bar{Y})\right]^2}{\sum_{i=1}^{m}(X_i-\bar{X})^2\sum_{i=1}^{m}(Y_i-\bar{Y})^2},\qquad(2)$$

式中:R^2 为决定系数;$\bar{X}$ 为 X_i 的平均值;$\bar{Y}$ 为 Y_i 的平均值.

$$NSE=1-\frac{\sum_{i=1}^{m}(Y_i-X_i)^2}{\sum_{i=1}^{m}(X_i-\bar{X})^2},\qquad(3)$$

式中:NSE 为纳什效率系数.

$$MRE=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|\frac{Y_i-X_i}{X_i}\right|,\qquad(4)$$

式中:MRE 为平均相对误差.

$$GPI_j=\sum_{k=1}^{4}\alpha_k(z_{jk}-z_k),\qquad(5)$$

式中:GPI 为整体评价指标;GPI_j 是模型 j 的 GPI 值;z_{jk} 为模型 j 的参数 k 的值;z_k 为所有模型参数 k 的中位数;k 为 R^2 和 NSE 时,$\alpha_k=1$,k 为 $RMSE$,MRE 时,$\alpha_k=-1$. $RMSE$ 和 MRE 越小,说明模型预报偏差越小;R^2 越接近 1,说明预报结果与标准值越吻合.

2 结果分析

2.1 不同气象参数组合下 ELM 模型预报精度

文中选取 5 个与 ET_0 密切相关的气象参数：T_{max}，T_{min}，n，u_2，RH，分别取其中的 1～5 个进行组合，共有 15 种组合方案，分析不同气象参数组合输入下的 ELM 模型的预报精度. 不同组合下 ELM 模型的 ET_0 预报结果见表 2.

输入 5 个气象参数时，ELM_1 的 $RMSE$，R^2，NSE，MRE 分别为(0.269 ±0.025) mm/d，0.977 ±0.003，0.977 ±0.003，(7.6 ±0.5)%，GPI 排名第 1. 说明 ELM_1 能精确反映气象参数和 ET_0 之间复杂的非线性映射关系，该模型具有较高的可靠性.

表 2 不同气象参数组合下 ELM 模型的 ET_0 预报精度

Tab. 2 Statistic performance evaluation criteria for each ELM model

输入气象参数	ELM 模型	$RMSE$/(mm·d^{-1})	R^2	NSE	MRE/%	GPI 排名
T_{max}，T_{min}，n，u_2，RH	ELM_1	0.269 ±0.025	0.977 ±0.003 **	0.977 ±0.003	7.6 ±0.5	1
T_{max}，T_{min}，n，RH	ELM_2	0.787 ±0.159	0.853 ±0.028 **	0.784 ±0.080	26.9 ±7.9	5
T_{max}，T_{min}，n，u_2	ELM_3	0.279 ±0.024	0.976 ±0.002 **	0.976 ±0.002	7.9 ±0.5	2
T_{max}，T_{min}，u_2，RH	ELM_4	0.310 ±0.008	0.971 ±0.005 **	0.971 ±0.005	9.2 ±0.4	3
T_{max}，T_{min}，n	ELM_5	0.792 ±0.155	0.836 ±0.031 **	0.780 ±0.079	26.4 ±7.2	6
T_{max}，T_{min}，RH	ELM_6	0.817 ±0.149	0.839 ±0.031 **	0.773 ±0.080	28.2 ±7.1	7
T_{max}，T_{min}，u_2	ELM_7	0.326 ±0.011	0.968 ±0.006 **	0.968 ±0.006	9.6 ±0.5	4
n，u_2，RH	ELM_8	0.988 ±0.085	0.677 ±0.056 **	0.672 ±0.056	31.9 ±2.5	9
T_{max}，T_{min}	ELM_9	0.842 ±0.162	0.823 ±0.035 **	0.756 ±0.093	28.7 ±7.1	8
n，RH	ELM_{10}	1.546 ±0.180	0.363 ±0.069 **	0.315 ±0.033	61.6 ±7.2	13
n，u_2	ELM_{11}	1.014 ±0.096	0.664 ±0.064 **	0.656 ±0.063	33.1 ±3.0	10
u_2，RH	ELM_{12}	1.390 ±0.131	0.425 ±0.189 **	0.419 ±0.190	52.8 ±8.2	11
u_2	ELM_{13}	1.398 ±0.122	0.424 ±0.183 **	0.413 ±0.183	52.9 ±7.1	12
n	ELM_{14}	1.593 ±0.241	0.310 ±0.122 **	0.274 ±0.086	64.0 ±9.3	14
RH	ELM_{15}	1.797 ±0.118	0.085 ±0.065 **	0.010 ±0.105	88.0 ±9.1	15

注：ELM_i(i=1，2，…，15)表示不同气象参数组合输入下的 ELM 模型；** 表示在 0.01 的水平上极显著相关；“$a \pm b$”表示参数位于[$a-b$，$a+b$]内，下同

输入 4 个气象参数时，ELM_2(缺失 u_2)的 R^2 和 NSE 小于 0.9，GPI 排第 5，而 ELM_3(缺失 RH)、ELM_4(缺失 n)的 R^2 和 NSE 均大于 0.95，GPI 分别排名第 2，3. 可见，ELM_3 和 ELM_4 的精度高于 ELM_2. 对比 ELM_2 和 ELM_1 发现，缺失 u_2 输入项时，$RMSE$ 和 MRE 均明显增加，而 R^2 和 NSE 均明显下降，GPI 由第 1 降至第 5. 对比 ELM_3 和 ELM_4，ELM_1 发现，模型预报精度降低相对较少. 可见，u_2 对西北旱区的 ET_0 影响较大，这与汪彪等[14]在中国西北旱区 ET_0 主要影响因素的研究中得出的风速为西北旱区 ET_0 变化主导因子的结论一致.

输入 3 个气象参数时，4 个 ELM 模型预报精度差异明显. ELM_8(缺失 T_{max}，T_{min})精度最低，R^2 和 NSE 均小于 0.70，$RMSE$ 接近 1.0 mm/d，MRE 为(31.90 ±2.5)%，GPI 仅排第 9，说明温度对西北地区 ET_0 影响较大. ELM_7(缺失 RH，n)的 $RMSE$ 小于 0.35 mm/d，R^2 和 NSE 均大于 0.96，MRE 小于 10%，GPI 排名第 4，在 4 个模型中预报值与标准值最吻合，可将 ELM_7 作为西北旱区缺失 RH，n 输入项的 ET_0 预报的推荐模型. 冯禹等[13]基于 ELM 对川中丘陵区 ET_0 进行预报发现，当 T_{max}，T_{min}，n 作为输入项时，ELM 模型预报精度较高，R^2 和 NSE 均大于 0.93，明显高于文中 ELM_5(输入 T_{max}，T_{min}，n)的预报精度. 可见在不同地区，各气象参数对 ET_0 的贡献率有所差异.

输入 2 个气象参数时，4 个 ELM 模型预报精度差异显著且预报精度均明显下降. ELM_9(输入 T_{max}，T_{min})在 4 个 ELM 模型中精度最高，GPI 排名第 8，其余 3 种 ELM 模型 $RMSE$ 均大于 1.0 mm/d，R^2 和 NSE 均小于 0.70，MRE 均大于 30%，GPI 均排在 9 名之后. 对比 ELM_8(输入 u_2，RH，n)和 ELM_9(输入 T_{max}，T_{min})，ELM_8 输入的气象参数个数多于 ELM_9，但其预报精度反而下降，可见，增加输入项个数不一定能提升预报精度，这与各气象参数对 ET_0 的影响水平有关.

输入 1 个气象参数时，3 个 ELM 模型预报精度均较低，但 ELM_{13}(输入 u_2)的精度明显高于 ELM_{14}(输入 n)和 ELM_{15}(输入 RH)，再次说明在 u_2 是西北旱区 ET_0 的主要驱动因子.

2.2 ELM 与其他模型预报精度比较

以 T_{max}，T_{min}，n 为输入项时，将 ELM_5，Iramk，Jensen－Haise 模型进行对比，以 T_{max}，T_{min} 为输入项时，将 ELM_9 和 Hargreaves－Samani 模型进行对比. 结果见表 3.

表 3　ELM 模型与具有相同参数输入的其他模型精度比较
Tab. 3　Statistic performance evaluation criteria for different models

模型	输入气象参数	*RMSE*/(mm·d^{-1})	R^2	*NSE*	*MRE*/%	*GPI* 排名
ELM_5	T_{max},T_{min},n	0.792±0.155	0.836±0.031**	0.780±0.079	26.4±7.2	1
Iramk	T_{max},T_{min},n	1.148±0.168	0.737±0.038**	0.601±0.073	30.8±3.1	4
Jensen－Haise(J－H)	T_{max},T_{min},n	1.467±0.105	0.735±0.040**	0.358±0.180	48.2±7.5	5
ELM_9	T_{max},T_{min}	0.842±0.162	0.823±0.035**	0.756±0.093	28.7±7.1	2
Hargreaves－Samani(H－S)	T_{max},T_{min}	0.901±0.112	0.795±0.046**	0.718±0.059	28.9±8.1	3

由表 3 可知,ELM_5(输入 T_{max},T_{min},n)的 *GPI* 在 5 个模型中排名第 1,其精度最高. ELM_9(输入 T_{max},T_{min})和 H－S 模型相比,各项参数结果差异不大,但 ELM_9 的各项参数结果均优于 H－S 模型,二者 *GPI* 分别排第 2,3,因此,在仅以 T_{max},T_{min}作为输入项时,更推荐使用 ELM_9. 将 ELM_5 与 ELM_9 进行对比发现,在输入 T_{max},T_{min}的基础上引入 n 后,R^2 和 *NSE* 分别增加 1.6% 和 3.2%,*RMSE* 和 *MRE* 分别减少 5.9% 和 8.0%,精度提升较小. 因此 ELM_5 和 ELM_9 均可作为西北旱区较少气象参数输入下预报 ET_0 的良好模型.

2.3　ELM 模型可移植性分析

ELM_7(输入 T_{max},T_{min},u_2)能在较少参数输入下取得较高的 ET_0 预报精度,文中为检验 ELM_7 在西北旱区的普适性,并为气象资料缺失地区提供新的 ET_0 预报思路,分别选取站点 A、站点 B 作为训练站点和预报站点,构建 12 组 ELM_7 模型,预报结果见表 4.

表 4　不同站点间 ELM_7 模型可移植性结果
Tab. 4　ELM_7 portability results among different stations

站点 A	站点 B	*RMSE*/(mm·d^{-1})	R^2	*NSE*	*MRE*/%
和田		0.453	0.946**	0.930	10.9
格尔木	银川	0.465	0.935**	0.927	14.3
铜川		0.456	0.933**	0.929	13.9
银川		0.419	0.968**	0.958	10.2
格尔木	和田	0.885	0.878**	0.811	18.7
铜川		0.376	0.970**	0.966	9.8
银川		0.417	0.949**	0.939	9.9
和田	格尔木	0.592	0.927**	0.876	13.5
铜川		0.570	0.918**	0.885	18.1
银川		0.348	0.962**	0.959	9.9
和田	铜川	0.377	0.954**	0.953	10.8
格尔木		0.617	0.879**	0.873	16.7

由表 4 可知,各站点组合下的 ELM_7 的 R^2 均大于 0.87,*NSE* 均大于 0.80,*RMSE* 和 *MRE* 分别小于 0.885 mm/d 和 20%,其中除格尔木与和田、和田与格尔木、格尔木与铜川这 3 种组合外,其余 ELM_7 的 R^2 均大于 0.90,*RMSE* 均小于 0.60 mm/d,模型精度达到较高水平,与站点组合前运行结果相比精度下降甚微. 因此,ELM_7 在各站点之间的可移植性较强,可将 ELM_7 作为西北旱区气象资料缺失情况下用附近气候相似的气象站点数据预报 ET_0 的推荐模型.

3　结　论

选取中国西北旱区 4 个气象站点的逐日气象数据为输入变量,以 P－M 模型计算的 ET_0 作为输出变量,建立了基于极限学习机的参考作物蒸散量预报模型. 将气象参数进行变量组合,分析输入 1～5 个气象参数时 ELM 的预报精度,并通过与其他模型比较和可移植性分析验证 ELM 在西北地区的普适性.

1) 通过气象参数组合发现,输入 4 个气象参数时,ELM_3(输入 T_{max},T_{min},n,u_2)和 ELM_4(输入 T_{max},T_{min},u_2,*RH*)的精度较高,R^2 和 *NSE* 均大于 0.97,*GPI* 分别排第 2,3;输入 3 个气象参数时,ELM_7(输入 T_{max},T_{min},u_2)的 *RMSE* 和 R^2 分别为(0.326±0.011) mm/d 和 0.968±0.006,*GPI* 排第 4,能够实现在较少气象参数输入情况下 ET_0 的高精度预报. 因此,可将 ELM_3,ELM_4,ELM_7 作为西北旱区较少气象参数输入情况下预报 ET_0 的推荐模型.

2) 将 ELM_5,ELM_9 和 Iramk,J－H,H－S 模型对比发现,基于温度和辐射资料预报时,ELM_5 精度最高(*RMSE* 和 R^2 分别为(0.792±0.155) mm/d 和 0.836±0.031);仅基于温度数据进行预报时,ELM_9 的精度(*RMSE* 和 R^2 分别为(0.842±0.162) mm/d 和 0.823±0.035)优于 H－S 模型. 因此,ELM 模型相较于 Iramk,J－H,H－S 模型更适用于西北旱区.

3) 通过模型可移植性分析发现,在各预测站点和训练站点的组合下,ELM_7 预报精度均较高,R^2 和 *NSE* 大多大于 0.90,*RMSE* 大多小于 0.50 mm/d,*MRE* 均小于 20%. 可见,在气候特征相似的西北旱区内,ELM_7 的模型可移植性和泛化能力较强. 在某气象站点缺少历史气象数据时,可将区域内附近站点历史数据作为训练集来预报该站点 ET_0.

参考文献(References)

[1] 李晨,崔宁博,冯禹,等. 四川省不同区域参考作物蒸散量计算方法的适用性评价[J]. 农业工程学报,

2016,32(4):127 - 134.
LI Chen, CUI Ningbo, FENG Yu, et al. Adaptation evaluation for reference evapotranspiration methods in different regions of Sichuan[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(4):127 - 134. (in Chinese)

[2] ALLEN R G, PEREIRAL L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements[M]. Rom: FAO, 1998.

[3] 徐俊增,彭世彰,丁加丽,等. 基于蒸渗仪实测数据的日参考作物蒸发腾发量计算方法评价[J]. 水利学报,2010,41(12):1497 - 1505.
XU Junzeng, PENG Shizhang, DING Jiali, et al. Evaluation of methods for estimating daily reference crop evapotranspiration based on lysimeter grass experiments[J]. Journal of hydraulic engineering, 2010,41(12):1497 - 1505. (in Chinese)

[4] HARGREAVES G H. Reference crop evapotranspiration from temperature[J]. Applied engineering in agriculture, 1985,1(2):96 - 99.

[5] IRMAK S, MUTIIBWA D, PAYERO J, et al. Modeling soybean canopy resistance from micrometeorological and plant variables for estimating evapotranspiration using one-step Penman - Monteith approach[J]. Journal of hydrology, 2013,507(18):1 - 18.

[6] PRIESTLEY C H B, TAYLOR R J. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters[J]. Monthly weather review, 1972,100(2):81 - 92.

[7] ZAREI A R, MAHMOUDI M R. Evaluation of changes in RDIst, index effected by different potential evapotranspiration calculation methods[J]. Water resources management, 2017,31(1):1 - 19.

[8] LANDERAS G, ORTIZ-BARREDO A, LÓPEZ J J. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (northern Spain)[J]. Agricultural water management, 2008, 95(5):553 - 565.

[9] TABARI H, KISI O, EZANI A, et al. SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment[J]. Journal of hydrology, 2012, 444(10):78 - 89.

[10] 侯志强,杨培岭,苏艳平,等. 基于最小二乘支持向量机的 ET_0 模拟计算[J]. 水利学报,2011,42(6):743 - 749.
HOU Zhiqiang, YANG Peiling, SU Yanping, et al. Simulation of ET_0 based on LS - SVM method[J]. Journal of hydraulic engineering, 2011,42(6):743 - 749. (in Chinese)

[11] FENG Yu, CUI Ningbo, GONG Daozhi, et al. Evaluation of random forests and generalized regression neural networks for daily reference evapotranspiration modelling [J]. Agricultural water management, 2017, 193: 163 - 173.

[12] ABDULLAH S S, MALEK M A, ABDULLAH N S, et al. Extreme learning machines: a new approach for prediction of reference evapotranspiration[J]. Journal of hydrology, 2015,527:184 - 195.

[13] 冯禹,崔宁博,龚道枝,等. 基于极限学习机的参考作物蒸散量预测模型[J]. 农业工程学报,2015,31(S1):153 - 160.
FENG Yu, CUI Ningbo, GONG Daozhi, et al. Prediction model of reference crop evapotranspiration based on extreme learning machine[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(S1):153 - 160. (in Chinese)

[14] 汪彪,曾新民,刘正奇,等. 中国西北地区参考作物蒸散量的估算与变化特征[J]. 干旱气象,2016,34(2):243 - 251.
WANG Biao, ZENG Xinmin, LIU Zhengqi, et al. Estimation and variation characteristics of the reference crop evapotranspiration in northwest China during 1956 - 2011 [J]. Journal of arid meteorology, 2016,34(2):243 - 251. (in Chinese)

(责任编辑 盛杰)